



## 저작자표시-동일조건변경허락 2.0 대한민국

이용자는 아래의 조건을 따르는 경우에 한하여 자유롭게

- 이 저작물을 복제, 배포, 전송, 전시, 공연 및 방송할 수 있습니다.
- 이차적 저작물을 작성할 수 있습니다.
- 이 저작물을 영리 목적으로 이용할 수 있습니다.

다음과 같은 조건을 따라야 합니다:



저작자표시. 귀하는 원저작자를 표시하여야 합니다.



동일조건변경허락. 귀하가 이 저작물을 개작, 변형 또는 가공했을 경우에는, 이 저작물과 동일한 이용허락조건하에서만 배포할 수 있습니다.

- 귀하는, 이 저작물의 재이용이나 배포의 경우, 이 저작물에 적용된 이용허락조건을 명확하게 나타내어야 합니다.
- 저작권자로부터 별도의 허가를 받으면 이러한 조건들은 적용되지 않습니다.

저작권법에 따른 이용자의 권리는 위의 내용에 의하여 영향을 받지 않습니다.

이것은 [이용허락규약\(Legal Code\)](#)을 이해하기 쉽게 요약한 것입니다.

[Disclaimer](#)

공학석사 학위논문

망막 질환 진단을 위한 효과적인  
다중 영상 정합 기법

Effective Methods for Multi Image  
Registration of Retinal Disease  
Diagnosis

2013년 8월

서울대학교 대학원

전기 컴퓨터 공학부

이우람

# 초 록

안저 사진은 망막질환을 진단하는데 매우 유용하게 사용된다. 그런데 안저 촬영시 동공을 통해 찍어야 하므로 한 장에 담을 수 있는 망막의 범위가 한정되어 있다. 따라서, 전체 망막을 관찰하려면 다양한 각도에서 안저 사진을 찍은 후 하나의 사진으로 합쳐야 한다. 상용화된 망막 사진 정합 프로그램이 있지만 결과물에 대한 품질이 아직은 만족스럽지 못하다. 이 연구에서는 기존의 망막 사진 정합 알고리즘을 개선하여 보다 고품질의 전체 망막 영상을 얻을 수 있는 방안을 연구하였다.

이 연구에서는 특징점 추출 방식(Harris corner detector, multi-scale Laplacian of Gaussian, vessel bifurcation detection)과 특징점 비교방식(descriptor matching, template matching)을 안저 사진에 적용하여 각각의 성능을 평가하였다. 그리고 추가로 혈관 영상을 이용한 대응점 추출 방식을 고안하였다. 이것들을 이용해 효과적으로 대응점을 찾을 수 있는 알고리즘을 개발하였다.

이차 변형모델의 문제점을 해결하기 위해 실제 안구를 바탕으로 하는 안구 모델과 안저 사진과의 관계를 3차원 공간에서 가상적으로 구현함으로써 안구의 곡률을 예측하고 이를 이용해 이미지의 비이상적인 변형을 막는 방식을 고안하였다. 그 후 안저 사진의 형태를 고려하여 외곽선에 의해 생기는 이질감을 없애는 방법을 만들었다.

프로그램 인터페이스를 매우 단순하고 직관적으로 구현함으로써 사용자의 편의성을 증진 시켰으며 추가 연구를 통해 성능을 좀더 개선하면 망막질환 진단에 널리 사용될 수 있을 것으로 기대한다.

주요어: 영상 정합, 안저 사진, 망막 질환 진단  
학 번: 2011 - 23378



# 목 차

제 1 장 기존 연구 .....	1
1.1 연구 배경 .....	1
1.2 영상 정합 방법 .....	3
1.3 영상 정합 알고리즘 .....	5
1.4 기존 연구의 한계점과 앞으로 제안할 방식 .....	10
제 2 장 영상 분석 알고리즘 .....	11
2.1 특징점 찾기 .....	11
2.2 대응점 찾기 .....	14
2.3 새롭게 고안한 분기점 비교 알고리즘 .....	15
2.4 통 계 .....	19
2.5 통합 특징점 추출 방식 .....	21
제 3 장 영상 변환 알고리즘 .....	22
3.1 이차 변형 행렬 추정과 Linear Joint Solution .....	22
3.2 영상의 비이상적 변형 제한 모델 .....	23
제 4 장 실험 결과 .....	27
제 5 장 분석 및 토의 .....	30
제 6 장 참고문헌 .....	32

# 제 1 장 기존 연구

## 1.1 연구 배경

2030년이 되면 세계 인구 10명중 1명이 당뇨병을 앓을 것으로 예상하고 있다. [6] 당뇨병의 경우 당뇨 자체보다 합병증이 무섭다. 혈당 조절이 되지 않을 경우에는 눈이나 신장 등에 당뇨 합병증이 생긴다. 당뇨 합병증으로 유발되는 당뇨망막병증은 심한 경우에 환자가 실명하게 되는 상황에까지 이르게 될 수 있으므로 정기적인 검진과 관심이 필요하다. 이러한 눈의 망막 질환들을 진단하고 관찰하기 위한 좋은 방법은 안저 사진기로 망막을 촬영하는 것이다. 안저 사진은 출혈이나 삼출물 같은 병변을 객관적으로 기록할 수 있어서 망막 질환 진단에 아주 유용하게 사용된다. 특히, 앞서 말한 당뇨망막병증의 경우에는 정기적인 검진을 통한 병의 관리가 중요하기 때문에 안저 사진을



그림 1. 망막질환이 있는 환자의 안저 사진. 왼쪽은 당뇨망막병증으로 인해 출혈이 일어난 경우이고 오른쪽은 망막 중심 정맥 폐쇄가 나타난 경우이다..

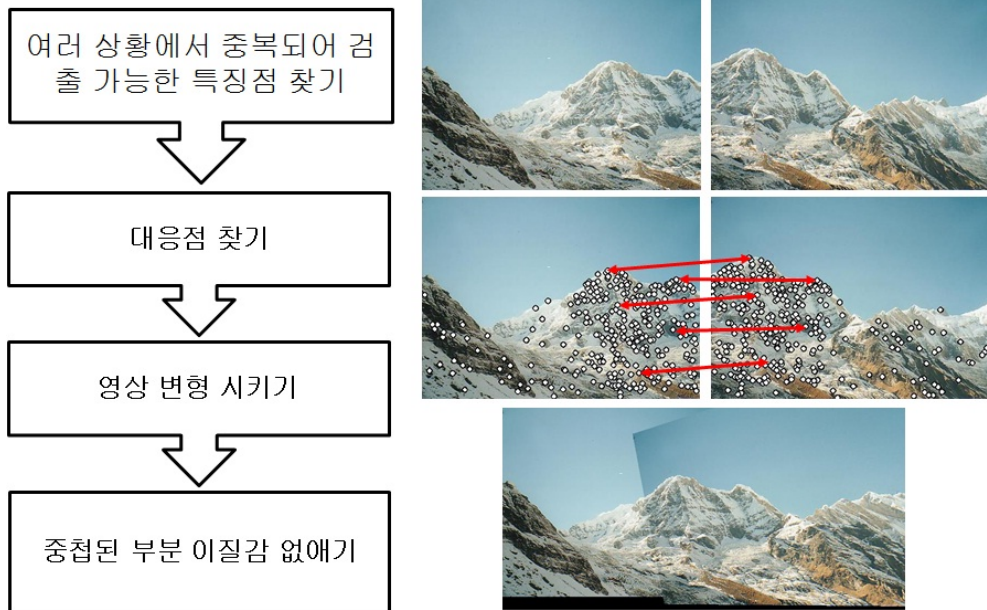
꾸준하게 찍는 것이 중요하다.

망막을 찍기 위해서는 빛이 동공을 통과해야 하기 때문에 보통 한 장의 사진은 30~60도 정도의 망막 영역밖에는 보여줄 수 없다. 따라서, 전체 망막을 기록하려면 여러 장의 망막 사진을 찍어야 하며, 정확한 망막병증 범위의 크기와 진행 상황을 알기 위해서 하나의 커다란 사진으로 합치는 과정이 필요하다. 요즘은 광각 렌즈를 각막에 붙여 찍어 160도 이상의 범위를 보여주는 안저 사진기도 개발되었지만, 눈에 점안 마취를 해야 하고 또한 주변 망막 부분의 영상 왜곡이 매우 크기 때문에 병변의 크기를 제대로 파악 하기 어렵다.

망막 사진들을 사람의 손으로 합치는 것은 오래 걸리기 때문에 디지털 안저 영상을 이용한 영상 자동 정합이 필요하다. 일반적인 영상 정합 알고리즘은 많이 연구되었고, 이를 바탕으로 여러 망막 사진 정합 프로그램이 이미 개발되어 상용화 되었으며, 안저 사진기 자체에 내장되어서 사용되기도 한다. 기존의 프로그램도 좋은 편이지만, 여전히 혈관 중복, 혈관 분리, 영상 흐려짐, 영상 배치 오류 등이 나타나고 있다. [4] 또한 몇몇 프로그램은 영상 정합을 수행하는데 시간이 굉장히 오래 걸린다. 본 연구에서는 이러한 단점을 개선하기 위해 기존의 영상 정합 알고리즘을 망막 사진의 특성에 맞게 변형하여 보다 정확하고 넓은 범위에 걸쳐 분포하는 특징점들의 대응 관계(matching key point)를 찾아내고 실제 안구 모델을 도입하여 보다 고품질의 망막 지도(retinal map)를 만드는 프로그램을 제작하고자 한다.

## 1.2 영상 정합 방법

같은 대상을 다른 시간이나 관점에서 촬영할 경우 서로 다른 좌표계에서 영상이 얻어지게 되는데 이러한 영상을 하나의 좌표계로 옮겨 합치는 과정을 영상 정합이라고 한다. 영상 정합 과정은 총 네 단계로 나뉘게 된다. 첫 번째 단계에서는 카메라의 회전이나 이동, 주변 환경 밝기에 따른 명암 차이가 나도 반복적으로 찾아낼 수 있는 성질을 지닌 특징점(key point)을 추출해야 한다. 이러한 특징점은 주변의 다른 점과 뚜렷하게 구별되는 특성이 있어서 서로 다른 영상에서도 똑같이 찾아 낼 수 있다. 두 번째 단계에서는 특징점 주변 영역에서 다양한 변화에 불변하는 기술자(descriptor)를 추출하고 비교하여 대응점을 찾는 과정이다. 세 번째 단계에서는 match 영상을 참조 영상에 맞추기 위해 공간적으로 변형하는 과정이다. 영상에 맞는 변형 모델을 사용하지 않고 겹쳐 놓는다면 제대로 합쳐지지 않고 잔상이 남게 된다. 변형 모델로는 기본적인 선형 변환인 이동(translation), 회전(rotation), 아핀(affine), 투시(perspective) 변환이 있다. 대응점을 바탕으로 하는 두 영상에 대응관계를 바탕으로 올바른 변형 모델을 세우고 영상을 모델을 통해 변형시킨다. 마지막으로 참조영상과 match 영상을 포깅 때 중첩된 영상을 섞어야 한다. 공간이나 주파수 영역에서 중첩된 두 영역에 서로 다른 가중치를 주어 잔상이 남지 않게 한다. 또한 두 이미지의 명암 차이가 심할 경우 명암 보정도 필요하다.



Pictures from Steve Seitz and Rick Szeliski (University of Washington)

그림 2. 영상 정합 과정의 흐름도. 영상에서 주변 점들과 구별되는 특징점을 찾고 환경 변화에 불변하는 기술자를 추출해 매칭하여 대응점을 찾는다. 맞춤 영상을 참조 영상에 붙이기 위해 변형 모델로 영상을 변형한 후 겹친 영상 영역의 계조 정보를 섞어 경계선이 눈에 안보이고 잔상도 남지 않게 한다.

## 1.3 영상 정합 알고리즘

### 1) 특징점 찾기

망막 사진에는 시신경 유두와 망막 혈관(정맥과 동맥)이 특징적으로 분포해 있다. 시신경유두는 다른 부분보다 매우 밝고 타원 모양을 가지고 있기 때문에 쉽게 추출해 낼 수 있다. 혈관의 경우에는 특정 필터를 이용하여 혈관의 경계선을 찾은 후 중심선만 남긴다. 그 후 분기점을 찾아 낸다. [5] 망막 영상에 굉장히 효과적인 방식이지만 망막 병변의 부위가 광범위하게 퍼져 있어 시신경유두와 혈관을 가려버리는 경우에는 사용될 수 없는 방식이다.

Feature detector	Edge	Corner	Blob	Feature detector	Edge	Corner	Blob
Canny	X			FAST		X	X
Sobel	X			LOG		X	X
Harris	X	X		DOG		X	X
SUSAN	X	X		DOH		X	X
Shi&Tomasi		X		MSER			X
Level Curvature		X		PCBR			X

표 1. 특징점을 찾는 알고리즘을 나타낸 표이다. 알고리즘이 한 종류의 특징만 찾는 것이 아니라 인접한 특징도 같이 찾아내는 성질을 가질 수 도 있다. 망막 영상 정합에는 Corner 특성이 가장 적합하다.

일반적인 특징점을 찾는 방법은 경계(edge), 모서리(corner), 방울(blob)으로 크게 세가지로 분류 될 수 있다. 영상정합에 적합한 특징은 모서리와 방울이다.

모서리 검출로는 해리스 모서리 검출(Harris corner detector)이 유명하다. 한 점에서 두 방향 이상의 모서리가 발견되는 부분을 감지함으로써 모서리를 검출해 낸다. 2차원 1채널 이미지에서 차의 제곱에 가중치를 더한 합(Weighted sum of squared difference)은 다음과 같다.

$$S(x, y) = \sum_u \sum_v w(u, v) (I(u + x, v + y) - I(u, v))^2$$

$I(u, v)$ 는 주어진 이미지  $I$ 의  $u, v$ 에서의 영상 계조(gray scale)을 의미하며 이미지를  $x, y$ 만큼 이동한 후 차의 제곱을  $w(u, v)$ 의 가중치를 곱하여서 더한 값을 의미한다.  $I(u + x, v + y)$ 는 다음과 같이 테일러 전개가 된다.

$$I(u + x, v + y) \approx I(u, v) + I_x(u, v) * x + I_y(u, v) * y$$

$$S(x, y) \approx \sum_u \sum_v w(u, v) (I_x(u, v) * x + I_y(u, v) * y)^2$$

이 식을 행렬 형태로 나타내면

$$S(x, y) \approx \begin{pmatrix} x & y \end{pmatrix} A \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix}$$

여기서  $A \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix}$ 는 구조텐서(structure tensor) 로

$$A = \sum_u \sum_v w(u, v) \begin{bmatrix} I_x^2 & I_x I_y \\ I_x I_y & I_y^2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \langle I_x^2 \rangle & \langle I_x I_y \rangle \\ \langle I_x I_y \rangle & \langle I_y^2 \rangle \end{bmatrix}$$

이 행렬이 헤시안 행렬이다.  $\langle \rangle$ 의 의미는 해당 영역에 평균 값을 나타낸다. 특징점으로 사용될 수 있는 흥미로운 점들은 S가 여러 방향으로 크게 변하는 경우이다. 이를 헤시안 행렬의 고유값(eigen value)를 바탕으로 나타낼 수 있다. 두 개의 고유값이 모두 작으면 평범한 점이고 둘 중 하나만 크면 경계를 의미하며 둘 다 클 경우 모서리를 나타낸다. 해리스 코너 검출을 보완한 방식이 Shi & Tomasi 모서리 검출이다. [9] [10]

다른 방식으로는 SIFT(Scale Invariant Feature Transform)에서 사용된 LOG(Laplacian of Gaussian)이 있다. 계산량을 줄이기 위해 DOG(Difference Of Gaussian)을 사용하기도 한다. 계량 공간(scale-space)를 이용해 여러 층의 DOG(Difference of Gaussian)을 만들고 선택한 점에서 아래층 9개, 위층 9개, 현재 위치한 층의 8개 총 26개의 이웃한 점들과 비교해서 가장 크거나 작은 점을 특징점으로 잡는다. 이 방식을 계량공간 정점 검출(Scale Space Peak Detection)이라고 한다. 또한 영상을 축소(down sampling)하여 여러 옥타브(octave)에서 같은 작업을 수행하여 더 많은 점들을 추출해 낸다. 이 후 DOG의 테일러 급수 전개와 헤시안 행렬을 이용해 잘못 잡힌 점들을 제거하고 매우 근접한 점들은 지역화(localization)시켜 중복되게 잡히지 않게 한다. [8]

## (2) 대응점 찾기

대응점을 찾는 방법으로는 기술어를 추출하는 방식과 템플릿 매칭 방식이 있다.



템플릿 매칭에는 크게 제공차 매칭 방법과 상관계수 매칭 방법이 있다.

서로 다른 두 영상  $P(x',y')$ 와  $Q(x,y)$ 에 대해서

$$V_{\text{제공차매칭}}(x,y) = \sum_x \sum_y \{P_n(x',y') - Q_n(x+x',y+y')\}^2$$

$$V_{\text{상관계수매칭}}(x,y) = \sum_x \sum_y \{P_n(x',y') * Q_n(x+x',y+y')\}^2$$

$P_n$  과  $Q_n$  은 해당 영역에서 정규화(normalization)되었음을 의미한다.  $V_{\text{제공차매칭}}$ 의 경우는 값이 작을수록,  $V_{\text{상관계수매칭}}$ 는 값이 더 클수록 정확한 대응점임을 의미한다.

기술어란 특징점이 어떠한 환경에 놓여있는지 알려주는 지시자로 주변 영상 계조 정보를 바탕으로 얻어진다. 단순 계조 정보는 조명에 많은 영향을 받으므로 계조의 기울기 등 독특한 특징등이 기술어로 사용된다. 독특한 특징을 추출하기 위해 가버필터(Gabor filter)가 사용되기도 한다. 특징점의 주변영역의 넓이를 얼마나 잡고 기울기를 몇 개의 구역(bin)으로 나누느냐에 따라서 기술어의 차원(dimension)이 결정된다. 이후 기술어 간의 거리를 비교함으로써 대응점을 찾게 된다. [10]

### (3) 영상 변형 모델

같은 물체라도 서로 다른 각도에서 바라보면 영상이 다르게 형성된다. 따라서 두 영상을 겹치기 위해서는 먼저 변형 시켜야 한다. 기본적인 변형 모델은 이동, 회전 이다. 그 다음 차원으로는 2x3 행렬을 이용하는

아핀 변환(affine transform)과 3x3 행렬을 이용하는 투시 변환이 있다. 아핀 변환이란 평행사변형을 다른 형태의 평행사변형으로 바꾸는 변환이고 투시 변환은 3차원 공간상의 한 평면을 바라보았을 때 실제 보여지는 2차원 평면 형태로 바꾸는 변환이다. 투시 변환은 아핀 변환을 포함한다.

하지만 망막영상의 경우에는 3차원 타원체인 망막을 여러 각도로 찍은 것이기 때문에 이러한 선형 변환만으로는 참조영상과 맞춤영상 사이에 오차를 충분히 줄일 수 없다. 따라서 최소한 2차 영상 변형 모델이 필요하다. Stewart는 세가지 가정(rigid motion, weak-perspective camera, quadratic retinal surface)하에 2x6의 행렬을 이용하는 2차 변형 모델을 고안하였다. [1]

$$\begin{pmatrix} x' \\ y' \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \theta_{11} & \theta_{12} & \theta_{13} & \theta_{14} & \theta_{15} & \theta_{16} \\ \theta_{21} & \theta_{22} & \theta_{23} & \theta_{24} & \theta_{25} & \theta_{26} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} x^2 \\ xy \\ y^2 \\ x \\ y \\ 1 \end{pmatrix}$$

#### (4) 영상 섞기

영상을 알맞게 변형해 겹쳐 놓은 후 중첩 영역의 영상 정보를 알맞게 섞어야 영상이 자연스럽게 정합되게 된다. 가장 기본적인 방식은 알파 혼합(alpha blending)이다. 이 방법은 간단하지만 중첩영역의 두 영상에 오차가 존재하기 때문에 영상에 잔상이 남고 이산(discrete)적인 결합을 초래하게 된다. 보다 깔끔하게 합치기 위해서는 피라미드 영상

(Image pyramid)을 이용해서 합치는 방법이 있다. 피라미드 영상이란 하나의 원본 영상을 원하는 단계까지 축소(down sampling)하여 생성한 영상의 총 집합이며 종류에는 가우시안 피라미드와 라플라시안 피라미드가 있다.

## 1.4 기존 연구의 한계점과 앞으로 제안할 방식

기존의 연구를 바탕으로 이미지를 합쳤을 경우 제대로 된 결과가 안 나오는 이유는 첫째로 대응점이 충분하지 않다는 점에 있다. 대응점이 전 영역에 걸쳐서 고르게 충분한 개수로 있어야 높은 품질을 가지는 망막 정합 영상을 얻을 수 있다. 이 논문에서는 망막 영상에 특화된 특징점 찾는 방법과 효과적으로 특징점을 비교할 수 있는 알고리즘을 찾아본다. 또한 특징점을 비교하는 걸리는 시간이 전체 정합 시간에 병목(bottle neck)에 해당하기 때문에 이 부분에서 걸리는 시간을 줄일 수 있는 방법들을 고안할 것이다.

두 번째로 이미지 변형 모델에도 문제가 있다. Stewart의 이차 곡면 모델은 영상의 중첩 영역이 전 영역에 40% 이하 일 경우에는 높은 확률로 잘못된 영상 변형을 가져오게 된다.[1] 이 문제를 해결하기 위해서 실제 안구를 바탕으로 안구모델과 안저 영상과의 가상적인 위치 관계를 설정하여 이미지 변형 모델을 고안한 후 망막 곡률을 예측하여 잘못된 영상 변형을 막는다. 이 방법을 통해 영상의 중첩 영역이 작아도 높은 확률과 정확성을 가지고 영상을 변형 할 수 있었다.

## 제 2 장 영상 분석 알고리즘

### 2.1 특징점 찾기

망막 영상에서 볼 수 있는 주요 특징은 시신경유두에서 시작해서 외곽 영역까지 뻗어있는 혈관이다. 혈관은 망막이미지의 전반적인 영역에 분포해 있어서 특징점 추출에 유용하게 사용될 수 있다. 혈관을 찾은 후 혈관의 분기점을 특징점으로 사용하게 된다.

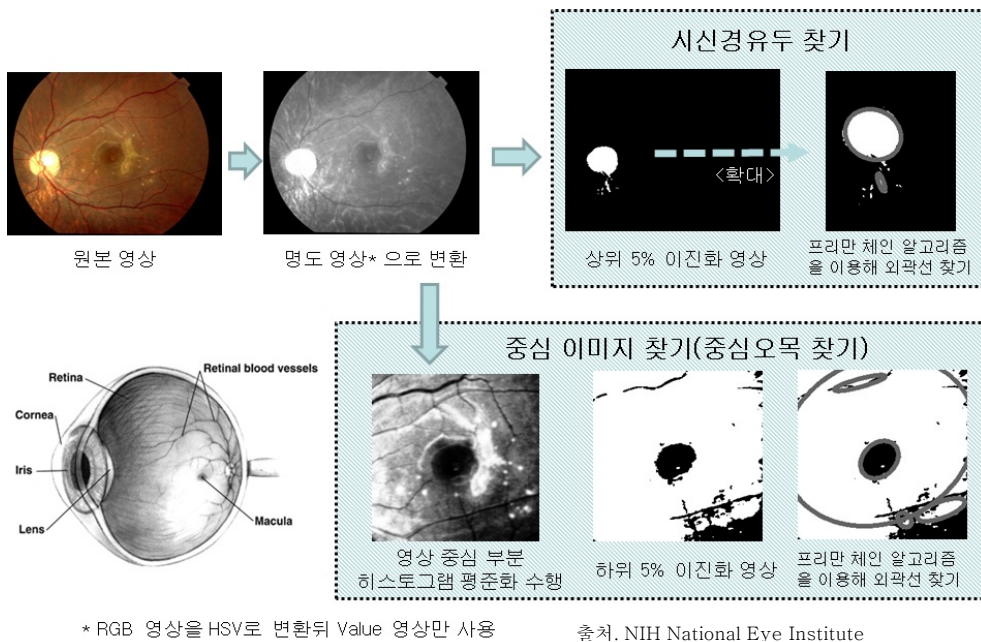


그림 3. 시신경 유두와 중심오목을 찾는 과정을 설명한 그림. 명도 영상에서 시신경유두와 중심오목이 극명하게 드러난다. 이진화를 한 후 경계선 검출을 이용해 크기와 형태를 알아내고 이를 이용해 시신경 유두와 중심오목임을 판단한다. 중심오목이 망막사진 중앙에 위치하고 시신경유두가 좌우에 위치하면 중심영상이다

시신경 유두를 찾는 방법은 매우 간단하다. 명도값만 추출한 영상에서 거의 255 영상 계조(gray-scale) 근처에 상위 5% 이진화를 하면 시신경 유두가 검출되게 된다. 검출된 부분이 시신경 유두가 맞는지 확인하기 위해서 경계선 검출을 이용해 크기가 적당하고 원과 비슷한지 비교하는 과정을 거치게 된다.

중심 영상을 찾기 위해서는 중심오목도 찾아야 한다. 중심오목은 망막에 중심에 위치하며, 정면을 바라보며 망막 사진을 찍었을 경우 사진에 정중앙에 위치하게 된다. 명도 영상에서 이진화를 위해 히스토그램 평활화와 하위 5% 이진화를 수행한 후 시신경 유두를 찾는 과정을 똑같이 수행한다. 만약 중심부분에 중심오목이 있고 좌우에 시신경 유두가 존재한다면 중심영상으로 선택한다.

혈관을 찾기 위해서는 우선 혈관 영역을 돋보이게 만들어야 한다. 가우시안 함수로 만든 가버 필터(Gaber filter)를 망막 영상과 컨볼루션(convolution)하여 혈관영역의 화소를 돋보이게 만든다. 그 후 영상을 이진화 시킨 후 혈관이 아닌 작은 점들을 제거 시킨다. 일반적으로 혈관을 찾을 경우에는 적절한 임계값을 잡아야 한다. 효과적인 임계값 설정에는 Local Entropy Threshoding이 있다. 하지만 특징점 추출할 때에는 최대한 많은 분기점을 얻어내야 하기 때문에 설사 혈관이 아닌 영역이 잡힌다고 하더라도 아주 낮은 임계값을 이용해 이진화시키는 게 더욱 효과적이다. 그 후 분기점을 검출하기 위해서는 영상의 세선화(thinning)가 필요하다. 영상을 세선화한 후 주변 점 탐색을 통해 분기점을 찾는다.

[3] [11] [12]

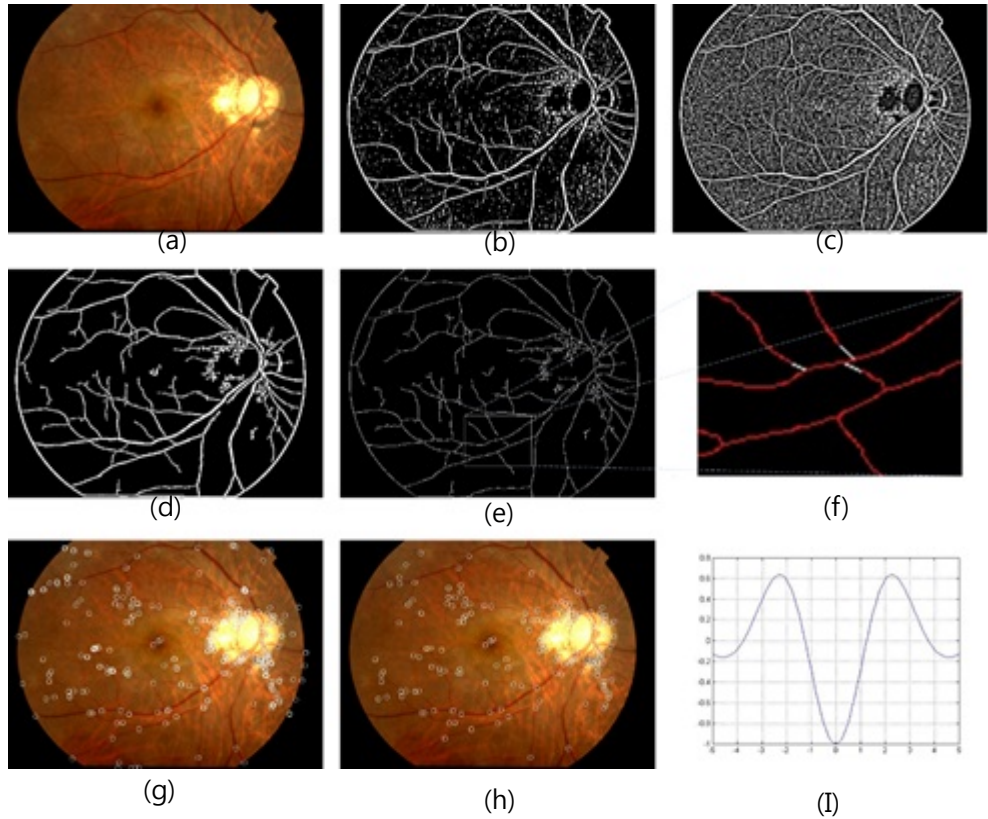


그림 4. (a) 원본 망막 영상 (b) 2D 가버필터를 이용해 혈관 검출 후 local entropy thresholding 결과와 (c) 하위 5% 이진화 결과 (d) flood-fill 알고리즘을 이용해 면적이 작은 점들을 제거한 영상 (e) Zhang Suen thinning algorithm을 이용하여 혈관을 세선화 시킴 (f) 선의 꼭지부분을 검출하고 선의 방향을 추정해 끊어진 분기점을 이은 영상(흰색 선) (g) 분기점을 찾은 영상 (h) 영상 외곽 점 제거 한 뒤 헤시안 행렬을 이용하여 key point localization 한 결과 영상 (i) 2D 가버 필터

분기점을 찾는 방식은 망막영상에 있어서 매우 유용하지만 망막의 병변이 심한 경우는 혈관이 망막이 병변에 가려져서 제대로 안 보이는 경우가 많다. 따라서 이러한 경우를 대비 하기 위하여 일반적인 방법으로 특징점을 찾아야 한다. 일반적이 특징점 찾는 방식에는 앞서 말한 대로 해리스 모서리 검출과 LOG가 있다.

## 2.2 대응점 찾기

특징점을 대응시키는 방식은 기존에 SIFT에서 사용된 방향 벡터를 이용해 추출한 128개의 기술어에 최소 유클리디언(Euclidean) 거리를 계산한 방식이 매우 유용하다. 이 방법은 최소 거리가 일정 이하인 방식으로 추출 하는 것이 아니라 최근접점과 그 다음 근접점의 비율을 계산함으로써 해당 특징점들이 서로 대응되는지 판단하게 된다.

그런데 망막이미지의 특성을 생각해 보면 조금 더 많은 영역에서 더 많은 대응점을 찾을 수 있는 기회가 생긴다. 망막이미지는 짧은 거리에서는 영상이 크게 변하지 않는다. 따라서 특징점 주변으로 템플릿 매칭(template matching)을 할 수 있다. 하지만 망막 이미지에서 가장 크게 변하는 것은 바로 조명에 의한 계조 변화이다. 안저 사진기로 망막을 찍을 때 빛을 망막으로 보내야 하는데 그때 들어간 광량은 동공을 통해 들어가므로 상황에 따라 매우 크게 변화하게 된다. 이러한 광량 변화를 맞추주기 위해 보통 템플릿을 정규화 하게 된다. 앞서 이야기 한 대로 템플릿 매칭에는 크게 제공차 매칭 방법과 상관계수 매칭 방법이 있다.

하지만 템플릿 매칭은 SIFT에서 사용한 매칭에 비해 매우 정확성이

떨어지며 또한 연산량도 많다. 키포인트 주변  $N \times N$ 영역을 잡은 후에 이 부분의 영상 계조값을 비교함으로써 템플릿 매칭을 한다. 하지만 이러한 방식으로 템플릿 매칭을 수행할 경우 측정된 특징점이 실제 위치에서 조금만 옆으로 이동되어 추출될 경우 정확도가 매우 낮아 지기 때문에 키포인트 주변  $3 \times 3$ 영역에 모든 점을 기준으로  $N \times N$ 영역을 잡은 후 가장 잘나온 값을 가지고 매칭할지 안 할지 여부를 결정 하게 된다.

## 2.3 새롭게 고안한 분기점 비교 알고리즘

분기점을 비교하는 방식은 여러 가지가 있고 또한 앞서 말했던 기술어 매칭도 사용될 수 있다. 하지만 혈관의 특성을 살리면 좀더 빠르고 정확한 비교를 할 수 있다.

이 방식의 기본 원리는 비교할 분기점의 주변 이웃들도 같이 비교함으로써 정확성을 높이는 것이다. 우선 분기점의 가지 방향정보를 16개의 통(bin)으로 구성된 히스토그램에 저장해 놓는다. 그 후 선택된 분기점의 2차 이웃들을 조사한다. 각 데이터 셋은 2차 이웃들의 정보를 가지고 있으며 정보란 분기점의 위치좌표와 가지방향 정보를 의미한다. 이후 분기 비교할 때 먼저 비교할 분기점의 가지방향 정보가 다르면 더 이상 비교하지 않고 같으면 주변 이웃들을 비교한다. 이웃들을 비교할 때도 모든 경우를 다 비교하는 것이 아니라 같은 방향에 위치한 점들만 비교함으로써 속도를 빠르게 한다.



Given:  $N$  bifurcations of Image  $P_n \{n = 1, 2, \dots, N\}$ , location  $P_n = (x_n^p, y_n^p)$ ,  $M$  bifurcations of Image  $Q_m \{m = 1, 2, \dots, M\}$ , location  $Q_n = (x_n^q, y_n^q)$

- 1. For  $n = 1$  to  $N$  and For  $m = 1$  to  $M$ 
  - (a) 분기점의 가지 방향 정보를 16 개의 통으로 나누어 저장한다.  
 $\{(P_0, \theta_0^p) \sim (P_N, \theta_N^p)\} \quad \{(Q_0, \theta_0^q) \sim (Q_N, \theta_N^q)\}$
  - (b) 1 차 이웃 분기점 정보를 모은다.
  - (c) 1 차 이웃 분기점 정보를 바탕으로  $k$  차 이웃 분기점 정보를 만든다.  
 $B_n^p = \{(P_e, \theta_e^p), (P_f, \theta_f^p), \dots, (P_g, \theta_g^p)\} \quad B_m^q = \{(Q_e, \theta_e^q), (Q_f, \theta_f^q), \dots, (Q_g, \theta_g^q)\}$
  - (d) 빠른 비교를 위해서 이웃 분기점 방향을 기준으로 8 개의 통으로 나눈다.
- End  $n, m$
- 2. For  $n = 1$  to  $N$ 
  - For  $m = 1$  to  $M$ 
    - (a)  $\theta_n^p$  과  $\theta_m^q$  을 비교해서 가지 방향 정보가 일치하지 않으면 break  $m$
    - (b)  $B_n^p$  과  $B_m^q$  을 비교해서 같다고 판명되는 분기점이  $T$  개 이상이면 대응점 후보로 판단
  - end  $m$
  - $B_n^p$  과 가장 많은 같은 분기점 수를 가지는  $B_m^q$  을 대응점으로 선택
  - end  $n$

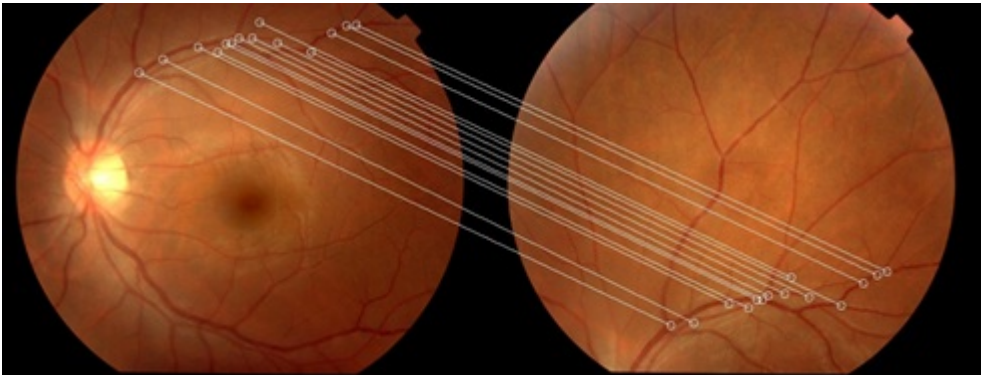


그림 5. 이웃이 3개 이상 같은 경우로 대응점을 찾는 결과이다.

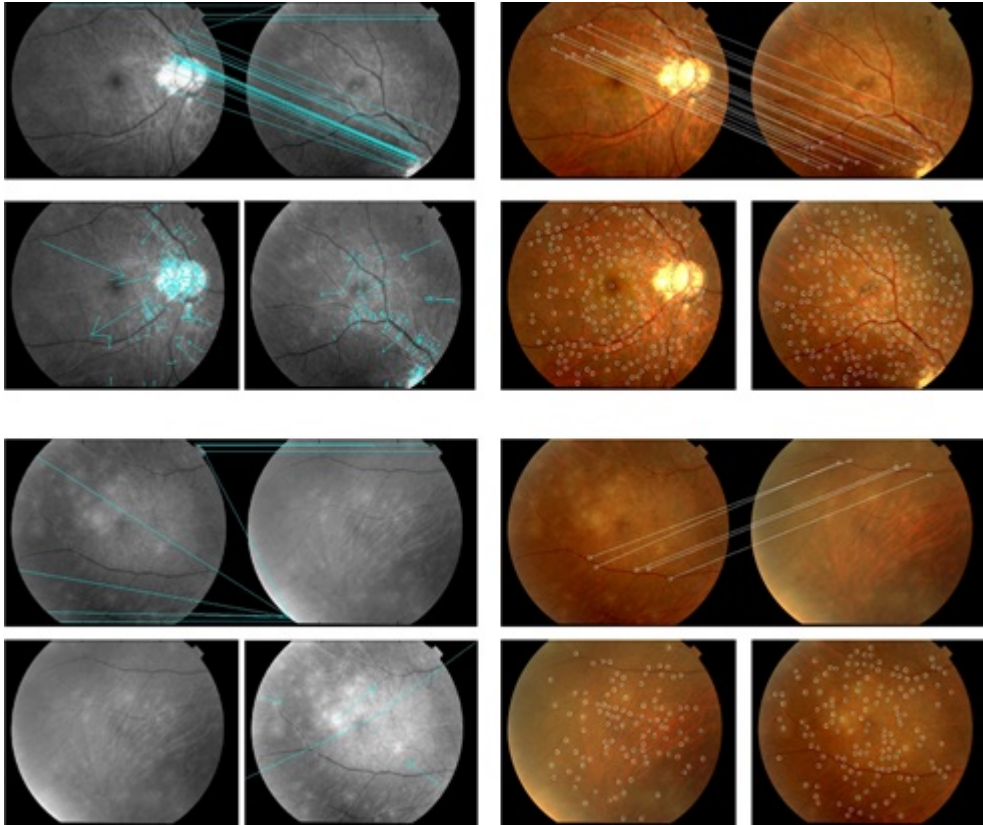


그림 6. 두 쌍의 gray 영상을 바탕으로 특징점을 추출 후 매칭한 결과. 왼쪽 흑백 영상은 SIFT에서 사용되는 계량공간 정점 검출(Scale-Space Extrema Detection)을 이용하였고 오른쪽 컬러 영상은 헤시안 행렬에 고유값을 이용하여 특징점을 추출하였다(고유값은 9x9 윈도우에서 평균값에서 계산됨). 두 영상을 같은 기술어 매칭 알고리즘을 사용하였다. 계량공간 정점 검출은 시상 유두 근처를 제외하고 제대로 특징점을 찾지 못하는 것을 볼 수 있다. 오른쪽 영상에서는 특징점을 구할 때 Local Maximize 된 값만 추출하여 전 영상에 골고루 특징점을 추출 할 수 있다.

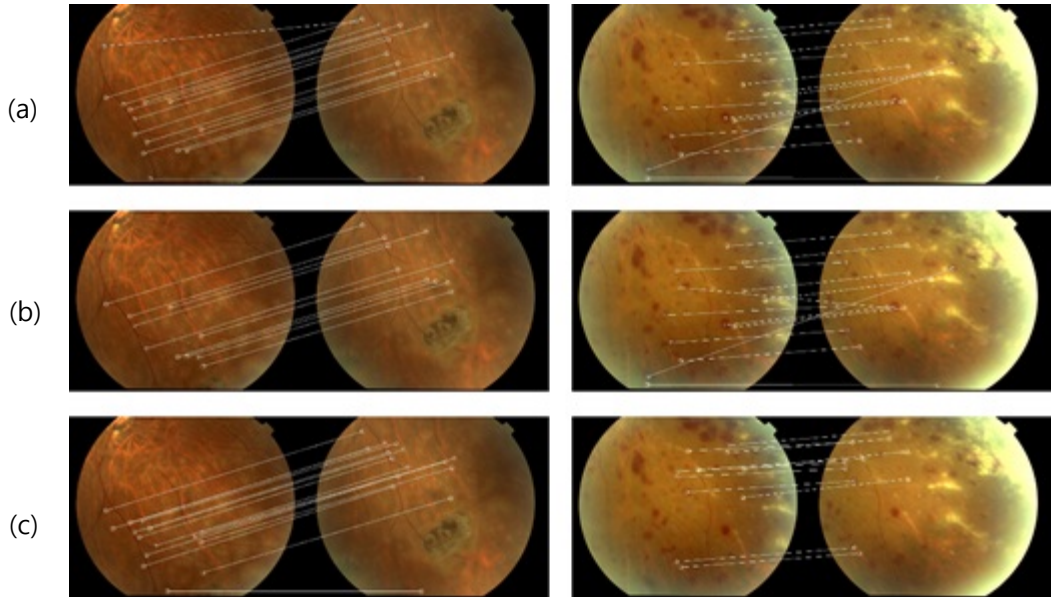


그림 7. 기술어를 비교하는 세가지 방법을 나타내고 있다. (a)는 SSD(Sum of Squared Differences)로 매칭한 결과, (b)는 NCC(Normalized Cross Correlation)으로 비교한 것이고 (c)는 SIFT에서 쓰인 방법으로 매칭한 결과이다. 일반적으로 (c)의 경우가 평균적으로 강인한 매칭 방식이며 (a)나 (b)의 경우에는 영상에 따라서 결과가 크게 흔들리는 것을 볼 수 있었다. 연산량은 (c)의 경우가 (a) (b)의 경우에 비해 월등히 빠르다. (c)의 경우에는  $30 \times 30$  (900pixel) 영역에 128개의 기술어를 가지고 있지만 (a)나 (b)의 경우에는 템플릿 매칭이라 주변 영역의 점일 경우도 고려해 보아야 하기 때문에 더 많은 연산을 수행하여야 한다.

## 2.4 통 계

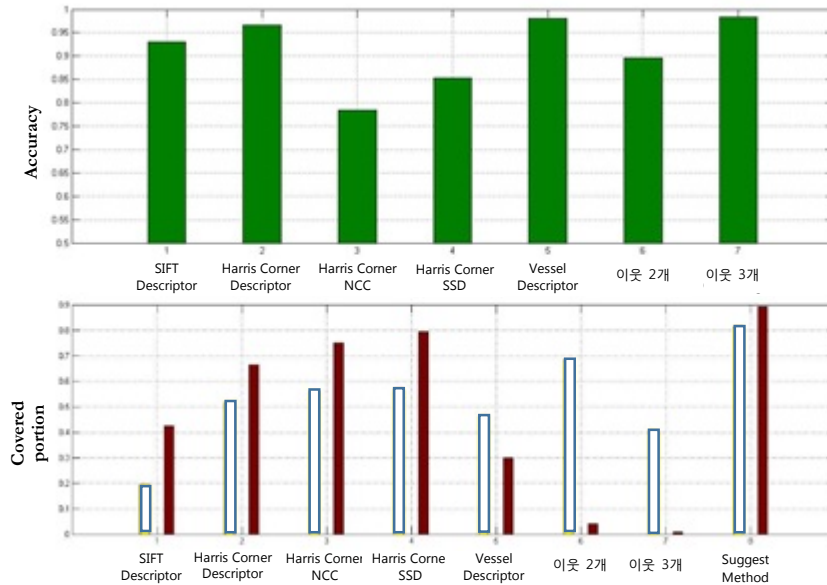


그림 8. 대응점 찾는 알고리즘의 성능 평가. 위 녹색 그래프는 대응점의 정확도를 나타내고 아래 그래프는 대응점이 중첩영역에서 어느 정도 차지하고 있는지 나타낸다. 흰색 막대는 혈관이 선명하게 보이는 경우이고 검은색 막대는 흉터가 많아 혈관이 제대로 보이지 않는 경우이다. SIFT에서 사용된 기술어 비교 방식이 NCC 나 SSD에 비해서 월등히 뛰어남을 알 수 있다. 같은 이웃이 3개 이상일때는 기술어 비교 방식보다도 더 높은 정확도를 보여 준다. 같은 이웃이 2개 이상일때는 다소 정확도가 떨어지지만 NCC나 SSD 보다는 높은 정확도를 가진다. 대응점 분포 영역 그래프를 보면 SIFT의 경우에는 매우 안 좋은 성능을 보인다. NCC와 SSD가 기술어 비교 방식보다 좋은 성능을 보여주며 이웃이 3개 이상일때 혈관이 보이는 영상에서는 가장 높은 성능을 보여준다. 제안된 방식의 경우 충분한 영역에 대응점들이 자리잡고 있음을 알 수 있다.

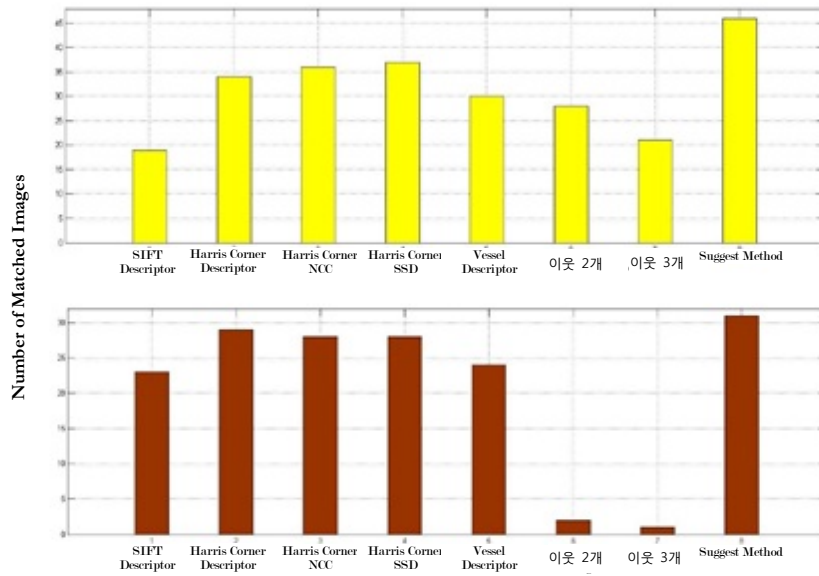


그림 9. 대응점을 발견한 영상의 수이다. 위 그래프는 혈관이 잘 보이는 경우이고 아래 그래프는 흉터가 많아 혈관이 잘 안보이는 경우이다. SIFT에서 사용된 방식의 경우에는 대응점을 발견한 영상의 수가 적음을 알 수 있다. 혈관의 분기점을 찾는 경우에는 혈관이 안 보이는 영상에서는 거의 사용될 수 없음을 알 수 있다.

## 2.5 통합 특징점 추출 방식

앞에서 설명한 통계를 바탕으로 여러 알고리즘을 적절히 배치해서 최적의 결과를 내도록 알고리즘을 고안하였다. 그림 10에 제안된 알고리즘이 자세히 설명되어 있다.

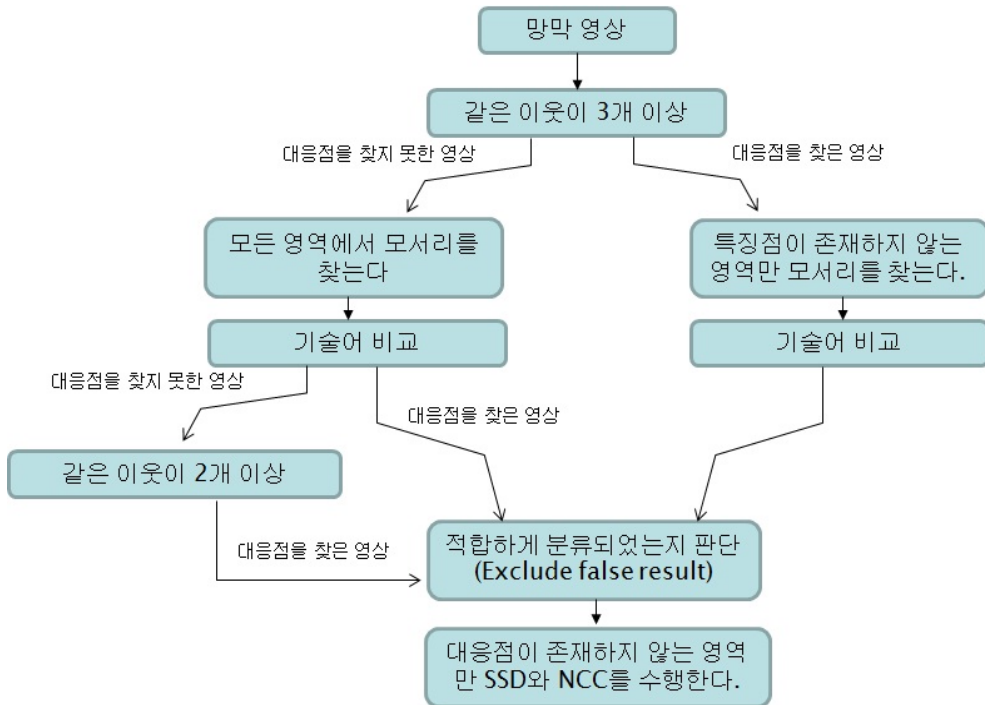


그림 10. 우선 먼저 정확성이 높고 빠른 알고리즘인 같은 이웃이 3개 이상을 이용하여 대응점을 찾는다. 그 후 모서리를 찾고 기술어를 비교한다. 이렇게 해도 못 찾은 영상은 같은 이웃이 2개이상일 경우로 비교한다. 그리고 결과물들을 모아 적합하게 분류되었는지 판단한다. 망막 영상은 왜곡이 심하지 않기 때문에 대응점등의 차를 2차원 영역에 나타내면 일정 원안에 모여있게 된다. 이를 이용해 잘 못 대응된 쌍을 제거한다. 이후 대응점이 존재하지 않는 영역만 SSD 와 NCC를 수행하여 분포도를 높이게 된다.

## 제 3 장 영상 변환 알고리즘

### 3.1 이차 변형 행렬 추정과 Linear Joint Solution

망막 영상 변형에 적합한 이차 변형 행렬을 추정하기 위해서 최소제곱추정 (Least Squared Estimation)을 사용한다. 오차의 제곱 값을 최소로 만드는 행렬을 추정하는 것이다. 그런데 망막영상 한 조는 여러 영상으로 구성되어 있고 각각의 영상은 서로 다른 이차 변형 행렬을 적용해야 하기 때문에 변환 행렬들도 한꺼번에 추정해야 한다. 그때 다음과 같은 선형 연결체법 (Linear Joint Solution)을 이용하여 추정한다.[2]

$$\begin{aligned} \varepsilon(\theta_{1,0} \dots \theta_{N,0}) = & \sum_{\{m|\{m,0\} \in P_D\}} \sum_{\{(i,j) \in C(m,0)\}} w_{m,0;i,j} \|\theta_{m,0} X(p_{m,i}^0) - p_{0,j}^m\|^2 \\ & + \sum_{\{\{m,n\} \in P_I\}} \sum_{\{(i,j) \in C(m,n)\}} w_{m,n} \|\theta_{m,0} X(p_{m,i}^n) - \theta_{n,0} X(p_{n,j}^m)\|^2 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \varepsilon(\varphi_1, \varphi_2) = & (\chi_D \varphi_1 - u)^T W_D (\chi_D \varphi_1 - u) \\ & + (\chi_D \varphi_2 - v)^T W_D (\chi_D \varphi_2 - v) \\ & + (\chi_D \varphi_2)^T W_I (\chi_D \varphi_1) + (\chi_I \varphi_2)^T W_I (\chi_I \varphi_2) \end{aligned}$$

$$\widehat{\varphi}_1 = (\chi_D^T W_D \chi_D + \chi_I^T W_I \chi_I)^{-1} \chi_D^T W_D u$$

$$\widehat{\varphi}_2 = (\chi_D^T W_D \chi_D + \chi_I^T W_I \chi_I)^{-1} \chi_D^T W_D v$$

중심영상과의 연결 고리를 직접연결이라 하고 나머지 영상 사이의 연결 고리를 간접연결이라고 한다. Linear Joint Solution은 두 개의 항으로 나뉘는데 첫 번째 항은 직접연결에서의 오차의 제곱 합이고 두 번째 항은 간접연결에서의 오차 제곱 합이다. 식에서 볼 수 있듯이 중심 영상은 변

형되지 않으며 영상 사이의 오차들이 선형으로 결합되어 있어서 한번에 추정이 가능하다.

## 3.2 영상의 비이상적 변형 제한 모델

이차 변형 모델은 영상 사이의 중첩 영역이 충분히 크면 정확성이 높지만 중첩영역이 작을 경우 외곽 부분의 이미지가 심각하게 왜곡될 수 있다. 그림 15-(a)를 보면 외곽으로 갈수록 심하게 왜곡되어서 변형 되었음을 볼 수 있다. 또한 중첩영역에서도 정합 오차가 커질 수 있다. 이를 보완하기 위해서 기존의 논문에서는 직접연결을 다양하게 잡아가면서 반복 계산을 하게 된다. 이 논문에서 제안할 방식은 실제 안구모델을 이용하여 환자의 망막의 곡률을 추정하고 이 곡률을 이용해 과변형되는 경우를 방지한다. 안구모델과 카메라의 3D관계를 설정하여 실제 안구 곡률을 추정한다.

### (1) 안구 모델

사람의 안구를 모델링 하려는 노력은 오래 전부터 있어왔다. 19세기 말 Helmholtz에 의해 심도 깊은 연구가 되었고 후에 Laurence에 의해 수정되면서 Helmholtz-Laurence model이 나왔다. 이후 Gullstrand, Emsley, Schwiegerling, Liou and Brennan 등등 여러 모델이 생기게 되었다. 모델들은 각각의 장점을 가지고 있으며 상황에 맞게 모델을 선택해서 사용하면 된다. 이번 연구에서 사용된 모델은 Emsley 모델이다. Emsley 모델은 기존의 복잡한 안구 모델을 간단하게 만든 것으로 실제 안구의 수정체와 각막을 하나의 굴절 표면으로 만들고 내부는 하나의 굴절 상수(refractive index)로 통일해서 계산이 매우 쉽다. [7]



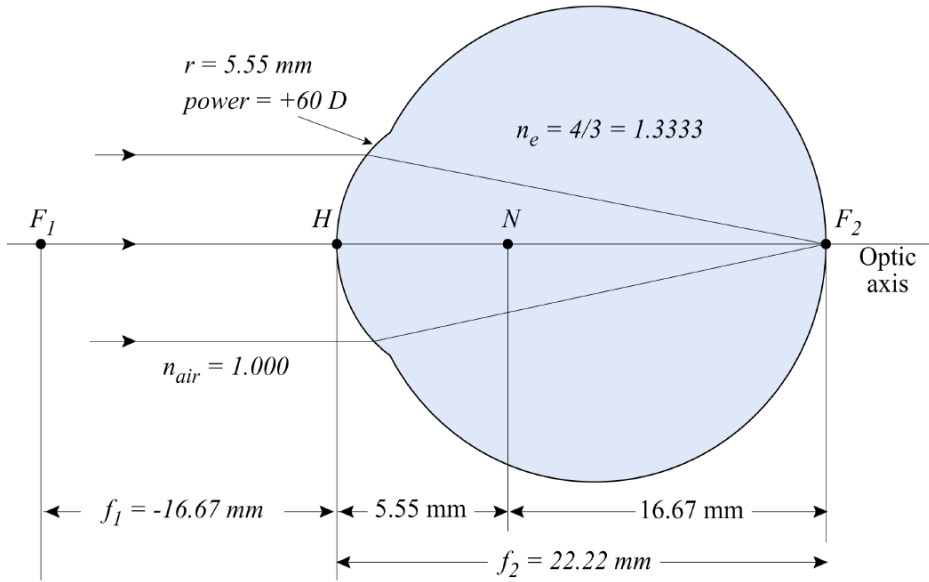
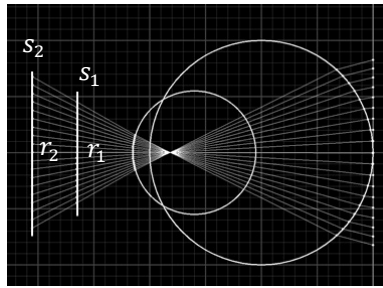


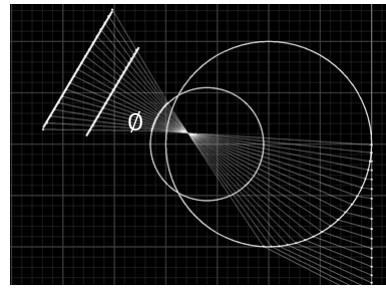
그림 11 Emsley schematic eye and parameters

## (2) 3차원 가상 공간 설정을 통한 곡률 추정

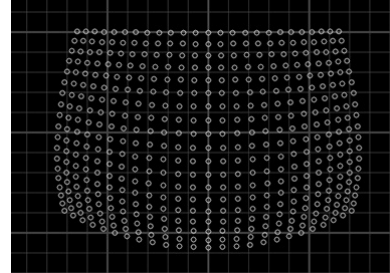
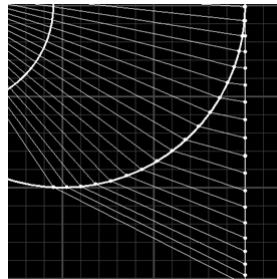
그림12-(a)와 같이 영상의 위치를 결정하는 두 개의 평면( $s_1, s_2$ )을 설정하였다. ( $r_1, r_2$ )는 두 평면에 영상을 배치할 때 영상 크기를 결정하는 변수로, 영상이 얼마만큼 빠르게 수렴하여 동공으로 들어오는지에 대한 물리적 의미이다. 외각 영상을 찍는 경우 그림12-(b)와 같이 평면을 회전시킨다. 이때 회전하는 각도( $\theta$ )는 대응점으로 계산되는 값으로 자유도를 가질 수 없다. 또한 이차원 평면( $s_1, s_2$ ) 위에서 영상이 회전( $\theta$ )할 수 있다. 따라서 영상은 기본적으로 삼차원 공간에서 3개의 자유도( $r_1, r_2, \theta$ )를 가지고 배치 될 수 있다. 망막영상들에게 적용되는 곡률은 그림 12-(c)를 보면 영상들이 망막영역에 얼마만큼의 크기로 투시되는



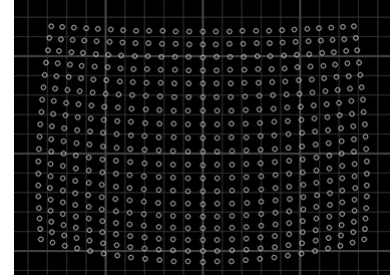
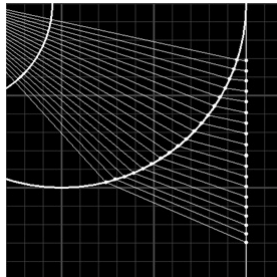
(a)



(b)



망막 위 넓은 영역에서 분포할 경우



망막 위 좁은 영역에서 분포할 경우

(c)

그림 12. (a) (b) 3D 가상 평면 상에서 영상이 어떻게 배치되는지 알려주는 그림 (c) 영상에 적용되는 곡률은 망막 위 얼마만큼 넓은 영역으로 투시되느냐에 따라 결정된다. 축소나 확대를 통해 원 영상의 크기로 복구시킨다.

지에 따라 영상들에게 적용되는 곡률이 결정되게 된다.

여러 개의 영상을 한꺼번에 배치하게 되므로 경우의 수는 매우 많아지게 된다. 예를 들어 9개의 이미지를 배치하는 경우 알고리즘의 연산 속도는  $O(n^{27})$ 를 따르게 된다. 따라서 각 이미지를 독립적으로 분리하여 생각하여야 한다. 우선 직접연결들을 각각 계산하여  $(r_1, r_2, \theta)$ 를 추정한 뒤 간접 연결들을 하나씩 추가하여  $(r_1, r_2, \theta)$  값들을 보정해 나간다. 그림 14를 보면 안구 모델을 이용해 곡률을 추정한 후 영상을 합친 결과를 볼 수 있다. 이러한 방식을 통해 실제 안구의 곡률을 대략적으로 추정하게 된다. 그 후 최소제곱차를 이용해 변환행렬 추정할 때 앞에서 얻은 곡률 정보를 집어 넣어서 영상의 과변형을 막는다.

## 제 4 장 실험 결과

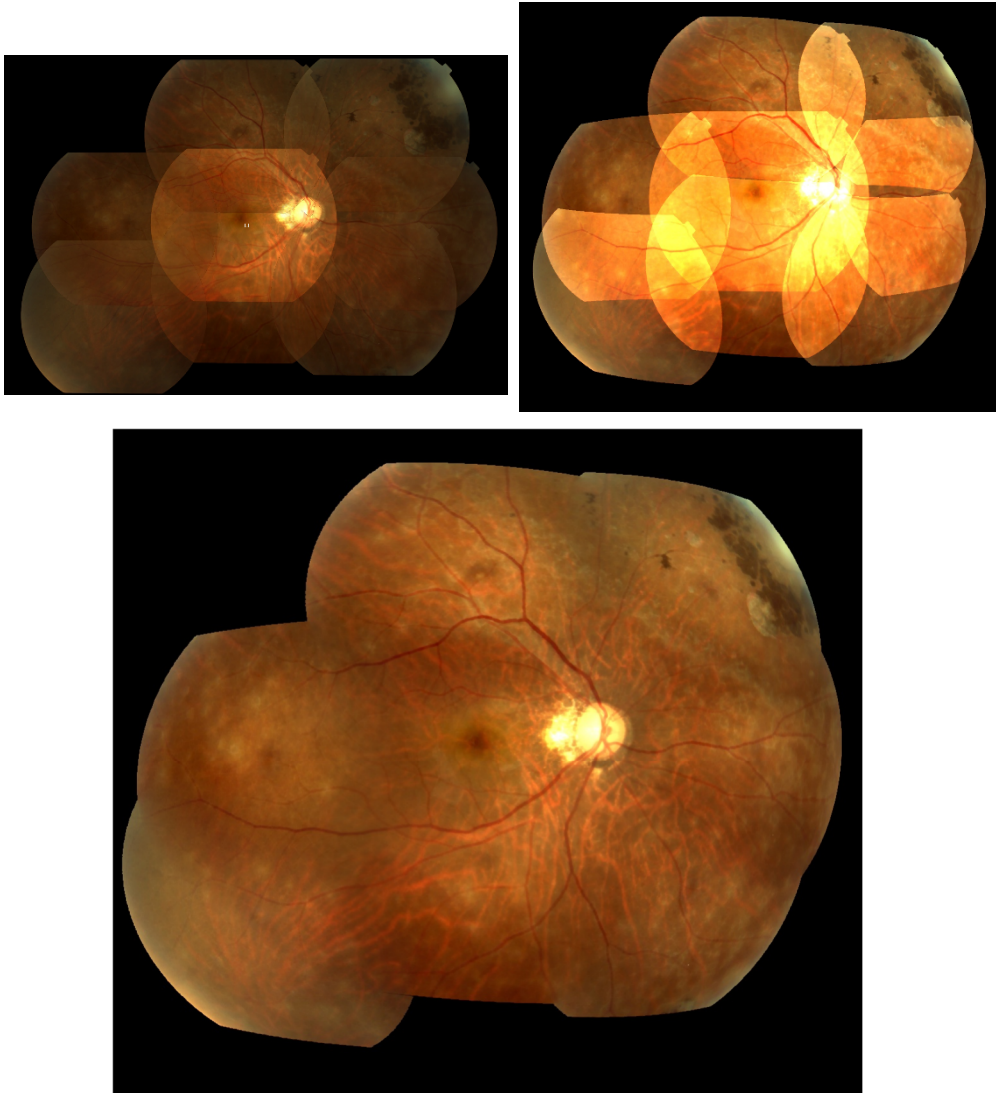
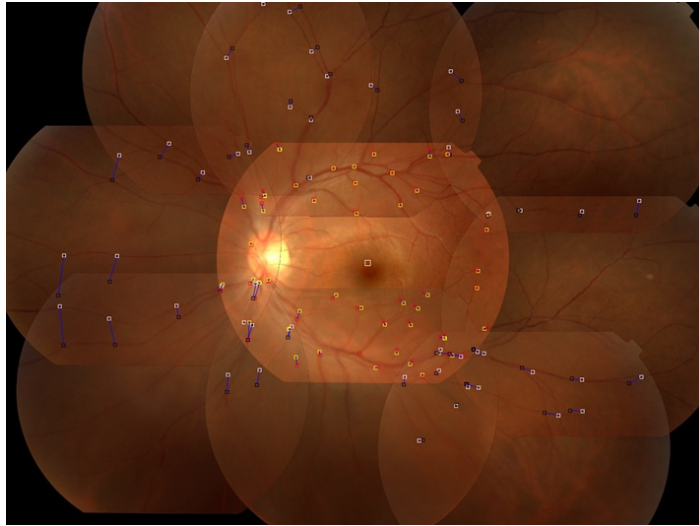
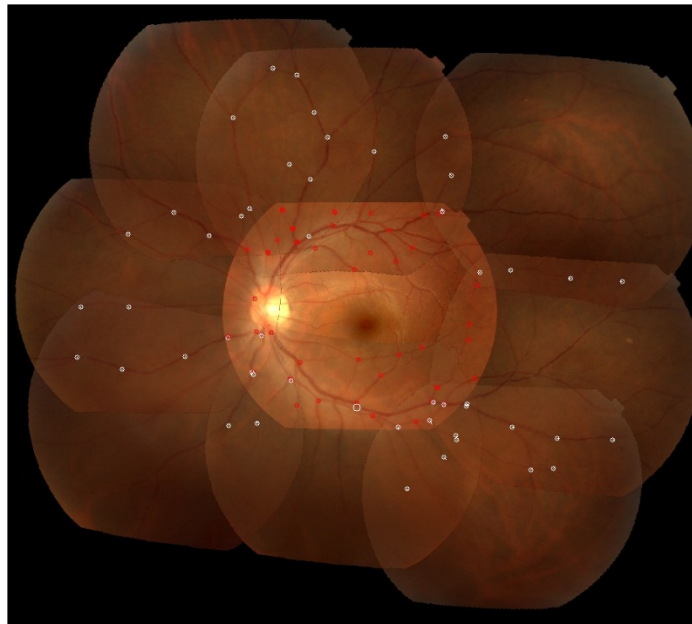


그림 13. 이차 변형 모델과 선형 연결체법(Linear Joint Solution)을 이용한 최소제곱 추정을 통해 변환 행렬을 추정한 후 망막 이미지를 합친 결과이다. 영상을 합친 후 경계선을 제거하였다.

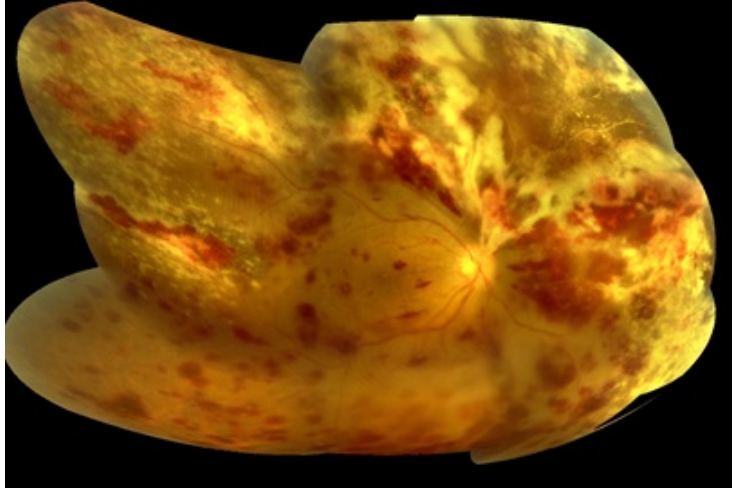


(a)

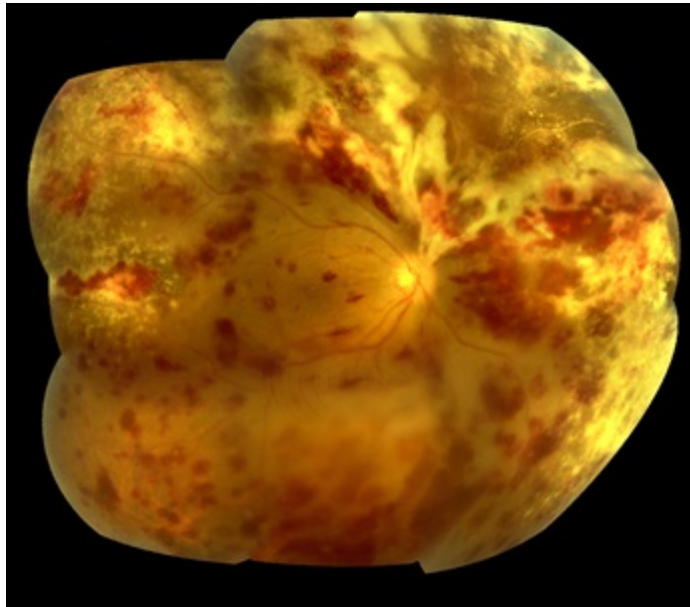


(b)

그림 14. (a) 곡률 추정 전 단순히 일차원적 이동만 이용해 겹쳐놓은 그림이다. 대응점이 서로 선으로 연결되어 있다. 외곽으로 갈수록 오차가 커짐을 볼 수 있다. (b) 곡률을 추정하고 영상을 변형시켰다. 외곽 부분의 오차가 많이 줄었음을 볼 수 있다.



(a)



(b)

그림 15. (a) 영상이 과변형된 경우이다. (b) 제시된 변형 모델을 통해 곡률을 추정하여 영상의 과변형을 막았다.

## 제 5 장 분석 및 토의

이 연구는 망막 영상 모자이크의 품질을 높이기 위한 목적으로 수행되었다. 망막 이미지 정합은 크게 특징점 추출, 특징점 대응시키기와 영상 변형으로 나뉜다.

대응점을 찾는 방법에서는 기존의 방법들과 새로 고안한 방법들을 적절히 사용하여 수행시간은 줄이면서 보다 많은 대응점들이 중첩영역에 넓게 분포 되도록 찾을 수 있었다. 영상 변형의 경우 이차 변형 모델을 이용해 이미지를 변형하는데 중첩영역이 작을 경우 영상 과변형이 나타나게 된다. 따라서 이를 보완하기 위해서 실제 안구모델을 바탕으로 곡률을 추정하였고 추정된 곡률을 이용해 과변형을 억제함으로써 비이상적 영상 왜곡을 막을 수 있었다. 그럼으로써 영상끼리의 중첩영역이 작은 경우에도 효과적으로 영상을 정합시킬 수 있다는 점이다. 또한 영상 변형하는 과정에서 생기는, 실제 병변의 크기와 영상에 나타난 병변의 크기 차이를 최소화 할 수 있었다.

하지만 아직 여러 문제점들이 남아 있어서 앞으로의 연구가 요구된다. 첫째, 영상 상태에 따라 대응점을 못 찾는 경우가 발견이 되므로 그러한 경우에 사용될 수 있는 대응점 찾는 방법을 모색해 보아야 한다. 둘째, 실제 환자의 안구 곡률정보와 예측된 안구 곡률을 비교하여 얼마나 정확한지 파악해 보아야 한다. 셋째, 실제 안구 곡률과 차이가 난다면 실제 곡률을 예측하기 위한 방법을 모색해 보아야 한다 넷째, 망막 영상 모자이크를 이차원 상에서 보여주게 되면 외각 지역으로 갈수록 크기의 왜곡이 심해지므로 망막 영상 모자이크를 삼차원 상에서 보여줌으

로써 의사가 정확한 병변의 크기를 관찰 할 수 있게 해야 한다. 이러한 점들이 수행되면 앞으로 병원에서 망막질환을 진단하는데 실질적인 도움을 줄 수 있을 것으로 전망하고 있다.



## 제 6 장 참고문헌

- [1] Ali Can, “A Feature-Based, Robust, Hierarchical Algorithm for Registering Pairs of Images of the Curved Human Retina” , *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine*, Vol.24, No.3, 2002
- [2] Ali Can, “A Feature-Based Technique for Joint, Linear Estimation of High-Order Image-to-Mosaic Transformations: Mosaicing the Curved Human Retina” , *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine*, Vol.24, No.3, 2002
- [3] Jaspreet Kaur, Dr. H.P.Sinha, “An Efficient Blood Vessel Detection Algorithm for Retinal Images using Local Entropy Thresholding”, *International Journal of Engineering Research & Technology (IJERT)*, Vol. 1 Issue 4, 2012
- [4] Jenny Chen, “Comparison of Autophotomontage Software Programs in Eyes with CMV Retinitis” , *Investigative Ophthalmology & Visual Science*, Vol. 52, No. 13, 2011
- [5] Charles V. Stewart, “Computer Vision Algorithms for Retinal Image Analysis: Current Results and Future Directions” , *CVBIA* , 2005
- [6] David R. Whiting, “IDF Diabetes Atlas: Global estimates of the prevalence of diabetes for 2011 and 2030”, *Transaction on Medical Imaging*, Vol. 8, No. 3, 1989
- [7] Marina Storani de Almeida, “Different Schematic Eyes and their

- Accuracy to the in vivo Eye: A Quantitative Comparison Study” ,  
*Brazilian Journal of Physics*, vol. 37, no. 2A, 2007
- [8] David G. Lowe, “Distinctive Image Features from Scale-Invariant Keypoints” , *International Journal of Computer Vision*, 2004
- [9] Jianbo Shi , Carlo Tomasi, “Good Feature to Track” , 1993
- [10] Matthew Brown, “Multi-Image Matching using Multi-Scale Oriented Patches” , *Microsoft Research Microsoft Corporation*, 2004
- [11] Bob Zhang, “Retinal vessel extraction by matched filter with first-order derivative of Gaussian” , *Computers in Biology and Medicine* , 2010
- [12] Girish Singh Ramlugun, “Small retinal vessels extraction towards proliferative diabetic retinopathy screening” , *Expert Systems with Applications*, 2012

Abstract

# Effective Method for Multi Image Registration of Retinal Disease Diagnosis

WooRam Lee

School of Electrical Engineering and Computer Science

The Graduate School

Seoul National University

Fundus photographs are commonly utilized for diagnosing and monitoring retinal diseases, such as in the case of Diabetic Retinopathy, as they contain as myriad of information. However, a single retinal image may not be enough for clinical evaluation due to the limitation of the fundus camera, which can only take pictures of the eyes at field angles of 30 to 60 ° at a time. Hence, retinal registration is needed. Previous studies showed many useful methods for stitching a retina image mosaic, but results can be questionable as many of these algorithms rely on landmark-finding while, in fact

these images lack enough distinctive features and overlapping regions. We present a new retinal image registration method which improves on previous methods and results in significant improvement in image quality.

In this study, we evaluated the performance of methods for extracting distinctive features (Harris corner detector, multi-scale Laplacian of Gaussian, vessel bifurcation) and matching key-point algorithms (descriptor matching, template matching) for retinal image registration. In addition, a new algorithm for matching vessel bifurcations is presented. By using these algorithms properly, based on the results of the evaluation, a high enough number of matched key-point pairs can be found effectively. Excessive deformation, caused by Quadratic Polynomial Transformation is compensated by an estimated retinal curvature, which is calculated by setting a virtual 3D relationship between the fundus images and the eye schematic, which is based on real eye.

With the aid of the developed program, we expect that better retinal image mosaics can be provided to the doctors.

**Keywords:** Fundus photograph, Retinal image registration, Keypoint extraction, Keypoint matching, eye schematic

**학 번:** 2011 - 23378

## 감사의 글

설렘과 걱정을 가지고 연구실에 석사 신입생으로 들어온 후 벌써 2년이라는 시간이 지나 석사졸업을 하게 되었습니다. 그 동안 후회되는 일도 있었지만 보람 있고 재미있었던 일이 더 많았습니다. 박사 진학 후 4년남짓 이곳에 더 머무를지 모르지만, 앞으로 있을 또 다른 일들이 저를 다시금 설레게 합니다. 이번 석사 졸업을 위해 교수님과 주변 동료들에 도움에 정말 감사 드립니다.

졸업 논문을 통해 감사의 말을 전하고자 합니다. 우선 즐거운 연구 분위기를 만들어주시고 어려움이 있을 때 조언과 함께 아낌없는 지원을 해주신 서종모 교수님께 정말 감사의 말씀을 드립니다. 값비싼 기회비용을 치르고 대학원 생활을 하고 있으니 열심히 자기 개발을 해야 된다는 말씀 꼭 기억하며 앞으로 맡은 일에 최선을 다하겠습니다.

또한 연구실 사람들에게도 감사의 말 전합니다. 주변사람들의 연구에 관심 가져주시고 도움을 주시려고 노력하시는 준민이형, 항상 쾌활하고 연구실 분위기를 좋게 해준 현이, 엉뚱해서 주변사람들을 웃게 만드는 원이, 랩에서 누구보다도 바쁘게 생활하는 다롱이, 야구 좋아하고 게임 잘하는 윤희, 한국에서 무사히 적응을 마친 호아킨, 가끔씩 보지만 항상 명랑한 막내 채경이까지, 모든 분들께 다시 한번 감사의 말씀 전합니다.

마지막으로 가족들에게 감사의 마음 전합니다. 응원해 주시고 조언과 지원을 아끼지 않으시는 아버지, 늘 지켜봐 주시고 걱정과 응원해주시는 어머니, 절 위해 늘 기도해주시는 할머니, 항상 저를 잘 챙겨주시는 작은 아버지, 작은 어머니, 모든 분들께 감사 드리고 사랑합니다.